



ENTAC2006

A CONSTRUÇÃO DO FUTURO XI Encontro Nacional de Tecnologia no Ambiente Construído | 23 a 25 de agosto | Florianópolis/SC

**ANÁLISE ESTATÍSTICA APLICADA A MODELAGEM DE MISTURAS
EXPERIMENTAIS DE ARGAMASSAS PARA ASSENTAMENTO DE
BLOCOS DE CONCRETO**

Fernando Pelisser (1); Philippe J. P. Gleize (2); Humberto R. Roman (2); Gihad Mohamad (3)

(1) Departamento de Engenharia Civil – Universidade do Extremo Sul Catarinense – UNESC, Brasil
e-mail: fep@unesc.net

(2) Departamento de Engenharia Civil – Universidade Federal de Santa Catarina - UFSC, Brasil
e-mail: ecv1phg@ecv.ufsc.br; humberto@ecv.ufsc.br

(3) Departamento de Engenharia Civil – Universidade do Minho – UMINHO, Portugal
gihad@civil.uminho.pt

RESUMO

Proposta: O principal objetivo deste trabalho é mostrar que o emprego de conhecimentos estatísticos – na modelagem de misturas experimentais – possibilita a realização de uma análise dos materiais, considerando as variáveis e buscando o melhor desempenho de forma racional e econômica.

Usando planejamento de experimentos, baseados em princípios estatísticos, pesquisadores podem obter, dos materiais em estudo, o máximo de informações úteis, ou seja, aliar os conhecimentos de planejamento experimental e de análise de dados a uma sólida formação técnica. O objetivo deste trabalho foi avaliar a possibilidade da modelagem numérica de misturas de argamassas para assentamento de blocos de concreto, verificando o efeito da otimização das misturas nos resultados de resistência à compressão dos prismas de blocos de concreto obtidos experimentalmente por Mohamad (1998). **Método de pesquisa/Abordagens:** Análise estatística para dosagem de misturas ternárias de argamassas (com três níveis, uma resposta e seis replicações), utilizando a metodologia de superfícies de resposta (RMS) e baseado, também, na modelagem por mínimos quadrados. **Resultados:** Fica evidente, a partir do estudo desenvolvido, a importância da modelagem numérica - através de um planejamento experimental - à realização de pesquisas para misturas de materiais de construção civil, a fim de definir o melhor modelo e obter valores mais precisos. O desenvolvimento de modelos mais eficientes propicia a redução de custos para um mesmo desempenho especificado das misturas. **Contribuições/Originalidade:** Utilização de análise estatística na modelagem de misturas experimentais de argamassas.

Palavras-chave: Argamassas, Modelagem de misturas, Prismas de concreto.

ABSTRACT

Propose: The main objective of this work is to show that the use of statistical knowledge - for modeling experimental mixtures - makes possible the accomplishment of an analysis of the materials, considering the variable and aiming the best performance in a rational and economic form. Using planning of experiments, based on statistical, researchers can get, from the studied materials, a maximum of useful informations, or either, bind the knowledge of experimental planning and data analysis to a solid technique formation. The objective of this work is to evaluate the possibility of numerical modeling of joint mortar mixtures for concrete blocks structural masonry, verifying the effect of the optimization of the mixtures on the results of compressive strength of concrete block masonry prisms obtained by Mohamad (1998). **Methods:** Statistical analysis of ternary mortar mixtures (with three levels, one answer and six replications), using the reply methodology of response surfaces (RMS) and based, also, on the quadratic regression modeling method. **Findings:** According to Neto (2003) a model badly adjusted is scientific fiction, but not science. This study shows the importance of the numerical modeling - through an experimental planning - to the accomplishment of

research on materials mixtures of for building construction, in order to define the best model and to get more accurate data. The development of more efficient models leads to a costs reduction for one specified performance of the mixtures. **Originality/value:** Use of statistical analysis for the modeling of experimental mortar mixtures.

Key-words: Mortar, Mixtures modeling, Concrete masonry prisms.

1 INTRODUÇÃO

Ao realizarem-se misturas experimentais para fabricação de materiais para construção civil, à base de cimento, se busca freqüentemente, testar novos materiais, com formulações e adições diferenciadas. No entanto, espera-se dos resultados obtidos, um melhor desempenho e, se possível, numa proporção de mistura com o menor valor agregado. Contudo, para ambos objetivos esperados, tornam-se praticamente obrigatório a modelagem numérica de misturas experimentais, adotando modelos matemáticos mais eficientes, a fim de obter resultados finais otimizados.

Um exemplo do tratamento de dados foi citado por Neto (2003), “digamos que um químico deseje obter o rendimento máximo de certa reação, e que essa reação seja controlada por apenas duas variáveis: a temperatura e a concentração de um determinado reagente. De acordo com a nomenclatura adotada, a propriedade de interesse, que neste caso é o rendimento, é chamada de resposta. As variáveis que em princípio influenciam a resposta (isto é, a temperatura e a concentração) são os fatores, e a função que descreve esta influência é chamada de superfície de resposta. O objetivo do pesquisador é descobrir quais os valores – os níveis – dos dois fatores que produzem a maior resposta possível.

Para isso, se fixa um dos fatores em um nível e se varia o outro até descobrir qual nível produz o maior rendimento. Após isto, se varia o primeiro fator e se mantém constante o seguinte até produzir um rendimento máximo.

No entanto, ao contrário do que se poderia esperar, é melhor fazer variar todos os fatores ao mesmo tempo. A razão para isso é que as variáveis podem se influenciar mutuamente, e o valor ideal para uma delas podem depender do valor da outra. Esse comportamento que chamamos de interação entre os fatores, é um fenômeno que ocorre com muita freqüência, onde raramente há situações em que dois fatores atuam de forma independente.

De acordo com Nardi (2004), ao analisar experimentalmente misturas de cinza volante, cal e água, se enfatiza que a metodologia de delineamento de misturas e superfícies de resposta tem sido utilizada com sucesso em várias áreas tecnológicas. Esta técnica permite abranger um espaço experimental ampliado, além de representar sob forma de equações as propriedades dos materiais, levando em consideração os efeitos simultâneos dos componentes participantes da mistura.

Para tanto, obtém-se um modelo matemático de regressão, através do método dos mínimos quadrados, procurando construir uma superfície de resposta a partir dos valores de obtidos em laboratório. O princípio fundamental da metodologia é uma seqüência de modelagens e deslocamentos. Estas seqüências deverão ser repetidas até se atingir o objetivo, que corresponde ao valor ótimo da região investigada da superfície de resposta, seja ela um máximo, mínimo ou um ponto de sela. A modelagem é efetuada ajustando-se equações aos resultados laboratoriais providos do planejamento inicial. Assim, pode-se obter modelo de ajuste, para um número definido de componentes, a partir de valores experimentais medidos para combinações entre os mesmos. Em seguida é necessária a avaliação do modelo. (NARDI, 2004)

Contudo, é importante considerar a eficiência da metodologia utilizada, proporcionando para os pesquisadores planejamentos experimentais mais abrangentes, com um menor número de misturas, possibilitando em um segundo momento imporem restrições às superfícies de resposta, bem como testar os modelos realizados, em função dos tempos disponíveis para realização da pesquisa. De uma

maneira geral, realizam-se pesquisas mais econômicas em relação ao número de ensaios e materiais utilizados.

1.1 Modelagem de Misturas

De acordo com Neto (2003), os planejamentos experimentais para o estudo de misturas apresentam uma importante diferença em relação aos demais. Como exemplo, se pode citar, ao se estudar a influência de dois fatores, tais como forma e quantidade de material. Caso, estes valores forem duplicados, o resultado final não será, necessariamente, o dobro.

Se o sistema fosse uma mistura, a situação seria diferente. Se dobrarmos, as quantidades de todos os componentes de uma mistura se esperam obter apenas uma composição duas vezes maior, porém com as propriedades físicas e mecânicas semelhantes, pois as propriedades de uma mistura são determinadas pelas proporções de seus ingredientes, e não pela quantidade absoluta de material.

A equação (1.1) apresenta a soma das proporções dos diversos componentes de uma mistura, cujo total é 100%.

$$\sum_{i=1}^q x_i = 100\% = 1, \quad (1.1)$$

Onde, q é o número de componentes e x_i representa a proporção do i -ésimo componente.

Esta equação retira um grau de liberdade das proporções. Para especificar a composição da mistura, só se precisa fixar as proporções de $q-1$ componentes. A proporção do último componente será sempre o que falta para completar 100%.

Para modificar as propriedades de uma mistura basta mudar a sua formulação, onde as novas proporções devem continuar obedecendo à equação (1.1). Esses métodos modificados encontram larga aplicação na ciência, na engenharia e particularmente na indústria (GOUPY 2000 APUD NETO 2003).

Para uma mistura formada por apenas dois componentes (binária) a equação 1.1 reduz-se a $x_1 + x_2 = 1$. Sendo que, todas as possíveis misturas dos dois componentes correspondentes ficam restritos a pontos localizados sobre uma reta.

Para sistemas com três fatores independentes, se pode realizar experimentos cujos valores estão inseridos no cubo da figura 1(a). Todas as composições possíveis da mistura ternária são representadas pelos pontos pertencentes ao triângulo. Os vértices correspondem aos componentes puros e os lados às misturas binárias. Os pontos situados no interior do triângulo representam as misturas de três componentes. A variação de uma dada propriedade com a composição da mistura, pode ser descrita por uma superfície de resposta mostrada na figura 1(b). Na figura 1(c) é visualizado a superfície triangular com as respectivas curvas de nível.

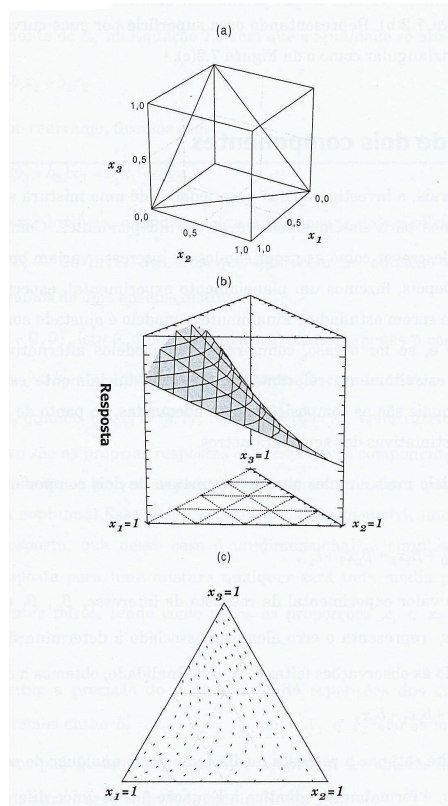


Figura 1 – (a) O espaço experimental para processos com três fatores independentes inclui todos os pontos dentro do cubo. O espaço experimental para misturas de três componentes limita-se aos pontos pertencentes ao triângulo. (b) Uma superfície de resposta para todas as possíveis misturas dos componentes 1, 2 e 3. (c) Curvas de nível, NETO (2003).

1.2 Misturas de três componentes

Pode-se obter modelos de misturas de três componentes (misturas ternárias) ampliando os modelos para misturas binárias. A equação (1.2) apresenta o modelo linear.

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3, \quad (1.2)$$

Onde, $x_1 + x_2 + x_3 = 1$. Substituindo o termo b_0 por $b_0(x_1 + x_2 + x_3)$ e agrupando os termos em x_i , tem-se:

$$y = b_1^* x_1 + b_2^* x_2 + b_3^* x_3, \quad (1.3)$$

Sendo, $b_i^* = b_0 + b_i$, para $i = 1, 2$ e 3 . A figura 2 (a) e 2 (b) apresentam a superfície de resposta de um modelo de mistura linear e quadrático.

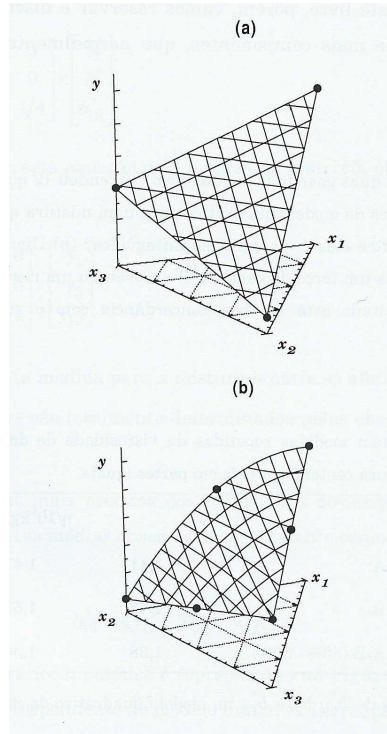


Figura 2 – (a) superfície de resposta de um modelo linear para uma mistura de três componentes, com $b_1^* > b_3^* > b_2^*$. O modelo pode ser determinado usando as respostas medidas para os componentes puros, correspondente aos vértices do triângulo de base. (b) superfície de resposta de um modelo quadrático de uma mistura de três componentes, com $b_1^* > b_3^* > b_2^*$, $b_{12}^* > 0$ e $b_{13}^* = b_{23}^* = 0$.

O modelo quadrático pode ser determinado usando-se somente as respostas medidas para os componentes puros e para as misturas binárias representadas pelos pontos médios dos três lados do triângulo (NETO (2003)).

A interpretação do coeficiente b_i^* é semelhante ao dos dois componentes. Quando $x_i=1$ e, portanto, $x_{j \neq i}=0$, a resposta y_i será igual ao coeficiente b_i^* .

Caso o modelo linear não se mostre satisfatório, deve-se tentar ajustar um modelo quadrático. Para misturas de três componentes, a expressão geral do modelo quadrático contém 10 termos (equação (1.4)).

$$y = b_0 + b_1x_1 + b_2x_2 + b_3x_3 + b_{11}x_1^2 + b_{22}x_2^2 + b_{33}x_3^2 + b_{12}x_1x_2 + b_{13}x_1x_3 + b_{23}x_2x_3. \quad (1.4)$$

Substituindo as relações: $1. b_0 = (x_1 + x_2 + x_3)$, b_0 e $b_{11}x_1^2 = b_{11}x_1(1-x_2-x_3)$, além de expressões análogas para $b_{22}x_2^2$ e $b_{33}x_3^2$, e agrupando os termos, tem-se:

$$y = b_1^*x_1 + b_2^*x_2 + b_{12}x_1x_2 + b_{12}^*x_1x_2 + b_{13}^*x_1x_3 + b_{23}^*x_2x_3, \quad (1.5)$$

Os dez coeficientes da equação 1.4 ficaram reduzidos a seis. Para determinar seus valores precisamos de um planejamento experimental contendo pelo menos seis ensaios distintos.

O planejamento experimental representado pelos seis pontos da figura 2(b) é usado com frequência suficiente, sendo comumente chamado de planejamento em rede simplex.

2 OBJETIVO

O objetivo principal desta pesquisa é realizar uma modelagem de misturas experimentais de argamassas de assentamento para alvenaria estrutural, de acordo com os dados experimentais obtidos por Mohamad (1998).

3 METODOLOGIA

A fim de estudar as potencialidades da modelagem de misturas, baseado nos trabalhos de Nardi (2004), Correia (2004), Gomes (2004) e Neto (2003), utilizou-se o programa experimental de Mohamad (1998). Neste caso, não foi possível realizar a escolha preliminar das variáveis experimentais. Isto, de certa forma, pode tornar os resultados menos significativos.

Pode-se visualizar, na tabela 2, as variáveis (teor de cimento, cal e areia) e os resultados de resistência dos prismas obtidos por Mohamad (1998).

Tabela 2 – Estudo da resistência das argamassas na resistência dos prismas: composição das misturas de argamassa. Bloco de concreto com resistência média de 10,70 MPa.

Misturas	Traço (em volume)	Teor de Cimento (x_1)	Teor de Cal (x_2)	Teor de Areia (x_3)	Resistência à compressão dos prismas (MPa)
01	1 : 1 : 6	0,125	0,125	0,75	7,97
		0,125	0,125	0,75	8,88
		0,125	0,125	0,75	8,61
		0,125	0,125	0,75	7,56
		0,125	0,125	0,75	7,87
		0,125	0,125	0,75	8,17
02	1 : 0,5 : 4,5	0,17	0,08	0,75	8,80
		0,17	0,08	0,75	8,50
		0,17	0,08	0,75	9,10
		0,17	0,08	0,75	8,15
		0,17	0,08	0,75	8,33
		0,17	0,08	0,75	8,79
03	1 : 0,25 : 3	0,24	0,06	0,70	10,53
		0,24	0,06	0,70	10,07
		0,24	0,06	0,70	9,52
		0,24	0,06	0,70	10,98
		0,24	0,06	0,70	11,17
		0,24	0,06	0,70	11,08

Observa-se na figura 3, representando as três misturas dos materiais (em volume) em análise, que se fosse adicionado mais um ponto de mistura (recomendado mais três) poder-se-ia obter uma região de maior abrangência dos resultados na superfície de resposta, no entanto, sempre respeitando as restrições impostas.

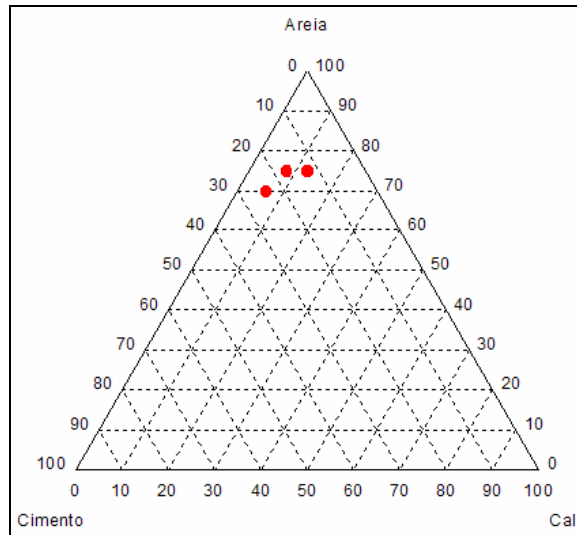


Figura 3 – Representação gráfica das misturas em análise

4 ANÁLISE DE RESULTADOS

4.1 Resistência à compressão dos prismas

A análise dos resultados tem como finalidade modelar numericamente o comportamento das misturas de argamassas de assentamento na resistência à compressão axial dos prismas de concreto. Nas misturas ternárias de argamassa, as variáveis são cimento e cal produzidas com três níveis, de acordo com os teores de mistura. A variável areia, para a análise, foi produzida com dois níveis na mistura. Pode-se observar na figura 4 a superfície de resposta dos resultados de resistências dos prismas obtidas para diferentes misturas de argamassas.

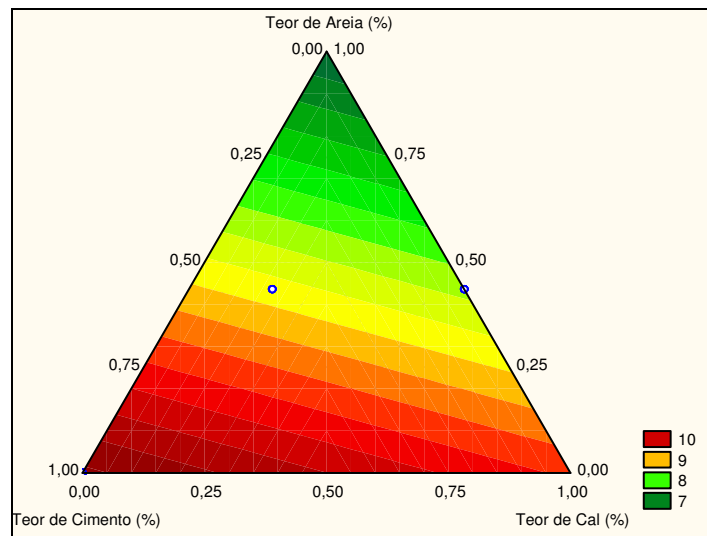


Figura 4 – Influência da mistura de argamassa na resistência à compressão de blocos de concreto.

Pode-se verificar na equação 4.1 o comportamento da superfície de resposta de acordo com as variáveis em análise. Verificou-se a maior influência do teor de cimento no resultado de resistência à compressão dos prismas, através do coeficiente de 35,685. Também, a influência menos significativa do teor de cal, através do coeficiente 26,018 e a pouca influência do teor de areia. Este último, por sua vez possuía apenas 2 níveis muito próximos, comprometendo a formação de uma região de abrangência e validade.

$$y = 35,685 x_1 + 26,018 x_2 + 0,618 x_3 \quad (4.1)$$

Onde, y é a resistência à compressão (MPa), x_1 é o teor de cimento, x_2 é o teor de cal e x_3 é o teor de areia.

Para o cálculo dos coeficientes de regressão, resíduos, falta de ajuste, erro puro, porcentagem de variação explicada e porcentagem máxima de variação explicável, que se permitem verificar a eficiência do modelo, foram utilizados as equações da tabela 3.

Tabela 3 – Cálculo dos coeficientes de regressão, resíduos, falta de ajuste, erro puro, porcentagem de variação explicada e porcentagem máxima de variação explicável.

Fonte de variação	Soma quadrática	Número de graus de liberdade	Média quadrática
Regressão (SQ_R)	$SQ_R = \sum_i^m \sum_j^{n_i} (\hat{y}_i - \bar{y})^2$	$p - 1$	$MQ_R = \frac{SQ_R}{p - 1}$
Resíduos (SQ_r)	$SQ_r = \sum_i^m \sum_j^{n_i} (y_{ij} - \hat{y}_i)^2$	$n - p$	$MQ_r = \frac{SQ_r}{n - p}$
Falta de ajuste (SQ_{faj})	$SQ_{faj} = \sum_i^m \sum_j^{n_i} (\hat{y}_i - \bar{y})^2$	$m - p$	$MQ_{faj} = \frac{SQ_{faj}}{m - p}$
Erro Puro (SQ_{ep})	$SQ_{ep} = \sum_i^m \sum_j^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2$	$n - m$	$MQ_{ep} = \frac{SQ_{ep}}{n - m}$
Total (SQ_T)	$SQ_T = \sum_i^m \sum_j^{n_i} (y_{ij} - \bar{y})^2$	$n - 1$	
% de variação explicada: $(SQ_R) / (SQ_T)$			
% máxima de variação explicável: $(SQ_T - SQ_{ep}) / (SQ_T)$			

Onde, Y_{ij} são os valores individuais, \bar{y}_i é a média dos valores de cada nível, \hat{y}_i são os valores estimados de acordo com o modelo numérico de previsão, n_i é o número de repetições no nível i , m é o número de níveis distintos da variável independente, $n = \sum n_i$ é igual ao número total de observações e p é o número de parâmetros do modelo.

Pode-se verificar na tabela 4, as equações para o cálculo dos coeficientes estatísticos necessários para explicar o comportamento e a validação do modelo utilizado representado pela superfície de resposta referente à resistência à compressão dos prismas.

Nota-se que os resíduos representam o somatório do erro puro e da falta de ajuste do modelo. O cálculo é dado pelo somatório das diferenças entre os valores individuais com os valores obtidos pela previsão do modelo. Assim, a soma quadrática residual, deixada pelo modelo, pode ser decomposta em duas partes: uma causada pelos erros aleatórios e a outra devido à falta de ajuste do modelo. Esta segunda parcela pode ser reduzida com o aperfeiçoamento do modelo.

O erro puro representa o somatório da diferença entre os valores individuais em relação as suas médias, como pode ser verificado na figura 5. Para o modelo proposto o resultado foi 3,952, sendo assim, igual aos resíduos. Isso ocorreu devido ao erro produzido pelo somatório da diferença entre os valores previstos pelo modelo, em relação aos valores médios obtidos (falta de ajuste) serem iguais à zero. É importante destacar, caso ocorra, que a relação entre a falta de ajuste e o erro puro (SQ_{faj} / SQ_{ep}) representam, para valores altos, uma falta de ajuste do modelo proposto.

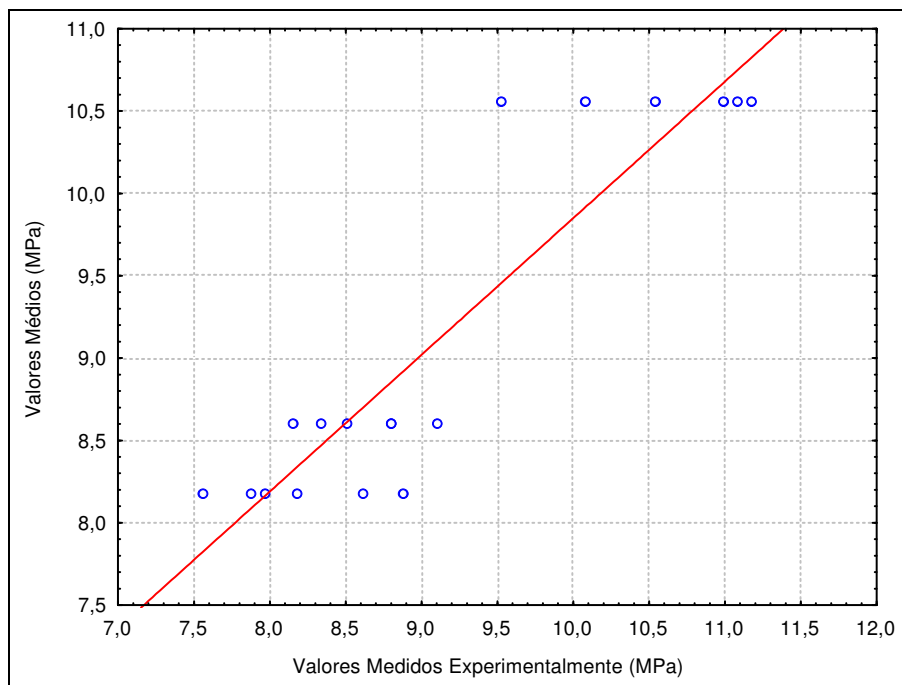


Figura 5 – Gráfico dos valores médios e valores medidos experimentalmente no ensaio de resistência à compressão de prismas utilizados para o cálculo do erro puro.

No entanto, para termos condições de testar se há falta de ajuste, o número de níveis do nosso planejamento experimental (3 níveis) precisa ser maior que o número de parâmetros do modelo (cimento, cal e areia). Para uma reta, por exemplo, que é caracterizada por dois parâmetros, precisa ter no mínimo três níveis da variável, para que a falta de ajuste não se anulasse. Se tentar ajustar uma reta a respostas determinadas em apenas dois níveis, ela passaria obrigatoriamente pela média das respostas em cada nível. Isso anula o SQ_{faj} e reduz a soma quadrática residual a uma soma quadrática de erro puro, tornando impossível descobrir qualquer falta de ajuste.

Mais uma vez torna-se evidente a importância não apenas da análise estatística, mas também do planejamento experimental para modelagem de misturas a fim de se obterem dados mais confiáveis e conclusivos. Para o estudo de caso em análise fica impossível verificar a falta de ajuste dos modelos. Bem como, testar novos modelos, com a finalidade de otimizar os resultados a fim de obter um melhor desempenho e menor custo nas fabricações de misturas intermediárias.

Ao realizar a análise dos resíduos - que são de extrema importância para verificar a adequabilidade do modelo, pois a porcentagem de variação explicada do modelo é a relação da soma quadrática da regressão (SQ_R/SQ_T , onde $SQ_T = SQ_R + SQ_r$) em relação a soma quadrática total - chegou-se a uma porcentagem de variação explicada igual a 83%, como se pode verificar na tabela 04. Esse valor, porém, não deve ser comparado a 100%, por causa da contribuição devida ao erro puro.

Já para a porcentagem máxima de variação explicável se desconsidera o erro puro em relação às variações dos valores do próprio ensaio, no qual o modelo apresentou um coeficiente de aproximadamente 100%, uma vez que o modelo não apresenta falta de ajuste.

Tabela 4 - Tabela de análise da variância para o ajuste.

Fonte de variação	Soma quadrática	Número de graus de liberdade	Média quadrática
Regressão (SQ_R)	19,302	2	9,651
Resíduos (SQ_r)	3,952	15	0,263447
Falta de ajuste (SQ_{faj})	0,00	0,00	-
Erro Puro (SQ_{ep})	3,952	3	-
Total (SQ_T)	23254,00	15	-
% de variação explicada: 83,00			
% máxima de variação explicável: 99,98			

Para testar a equação de regressão é estatisticamente significativo adotamos: $MQ_R/MQ_r > F_{1, n-2}$, onde 1 e n-2 são os números de graus de liberdade da média quadrática devido à regressão e da média quadrática residual, respectivamente.

Na referida análise precisamos do valor de $F_{2,15}$, que representa um coeficiente estatístico para os referidos graus de liberdade, em um nível de 95% de confiança (lido em Neto, 2003 – tabela A.4 em anexo), o valor procurado é 3,68. A regressão será estatisticamente significativa se $MQ_R/MQ_r > 3,68$, ou seja, $36,69 > 3,68$.

O valor de MQ_R/MQ_r é 36,63, enquanto $F_{2,15} = 3,68$, no nível de 95%. Isto indica que temos uma regressão significativa, mas o teste F pressupõe uma distribuição normal de resíduos, como pode ser verificado na figura 6.

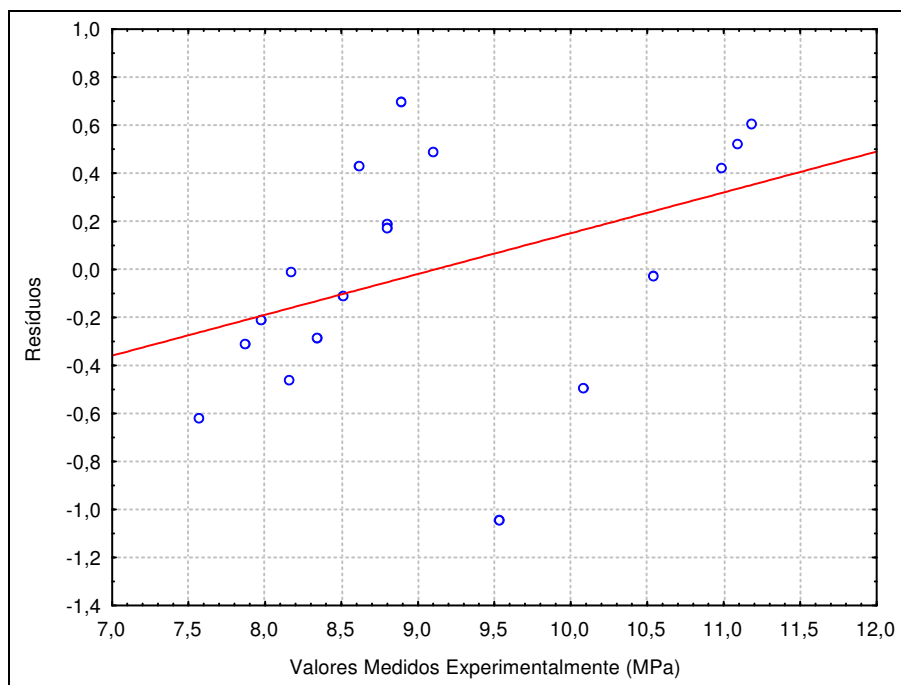


Figura 6 – Gráfico dos resíduos dos valores medidos experimentalmente no ensaio de resistência à compressão de prismas de concreto.

Se for verificado que não há nada na distribuição dos resíduos que faça suspeitar de anormalidade, considera-se o modelo satisfatório. É um procedimento subjetivo, mas não se deve menosprezá-lo por isso, até porque não existe alternativa, se não dispuser de alguma medida do erro aleatório. Além disto, examinar a distribuição dos resíduos sempre ajuda a verificar se não há nada de errado com o modelo.

Nem sempre, porém, uma regressão dada como significativa pelo teste F é útil para realizar previsões. Pode acontecer que a faixa de variação coberta pelos fatores estudados seja pequena demais, fazendo com que o efeito sobre a resposta fique mascarado pela extensão do erro experimental. Uma regra prática que pode-se empregar é considerar regressão como útil para fins de previsão se o valor de MQ_R/MQ_r for, pelo menos, de cerca de dez vezes o valor do ponto da distribuição F com o número apropriado de graus de liberdade, no nível de confiança escolhido [Box e Wetz (1973), Box e Draper (1987) apud Neto, 2003]. Neste caso, gostaríamos de ter um valor de MQ_R/MQ_r superior a 36,8.

De acordo com Neto (2003), pode-se também utilizar o teste F da razão MQ_{faj}/MQ_{ep} para avaliar se o modelo está (ou não está) bem ajustado. Valores altos de MQ_{faj}/MQ_{ep} significarão muita falta de ajuste, e vice-versa.

5 CONCLUSÕES

Ao realizar o estudo sobre a metodologia utilizada para modelagem numérica de misturas experimentais – utilizando os resultados experimentais obtidos por Mohamad (1998) –, pode-se observar que a análise dos modelos, bem como a adequação a modelos teoricamente mais eficazes, fica impossibilitada pela falta de planejamento inicial das misturas experimentais adotadas. Pode-se observar, a partir das misturas propostas - verificando sua localização na superfície de resposta -, que, embora sejam essas dosagens de argamassas mais utilizadas para o assentamento na execução de alvenaria estrutural, as misturas não permitem uma boa otimização, pois não apresentam uma adequada abrangência na superfície de resposta.

No entanto, deve-se considerar, que esta modelagem de misturas é uma metodologia recente na área das engenharias, pois, atualmente, muitos estudos desenvolvidos através de pesquisas de mestrado e de doutorado se limitam a realizar uma análise estatística através de análise de variância, buscando encontrar efeitos significativos ou não-significativos para as variáveis em análise.

Contudo, ao realizar pesquisas, a fim de analisar o comportamento de materiais compostos por misturas, torna-se indispensável, de acordo com os resultados citados por Neto (2003) e Nardi (2004), a utilização desta metodologia com o objetivo de realizar uma análise mais abrangente, obtendo resultados de otimização mais eficazes, úteis e precisos, contemplando a interação entre as variáveis, e proporcionando a elaboração de misturas (dosagens) de argamassas com maior desempenho possível a menores custos.

6 REFERÊNCIAS

BARROS NETO, BENÍCIO. **Como fazer experimentos: pesquisa e desenvolvimento na ciência e na indústria**. Campinas, SP: Editora da UNICAMP, 2003.

MOHAMAD, GIHAD. **Comportamento na Ruptura da Alvenaria de Blocos de Concreto Não-Grauteado**. 1998. 178p. (Dissertação de Mestrado). Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis.

NARDI, JOSÉ VIDAL. **Delineamento e Otimização de Misturas Pozolânicas**. 2004. 95p. (Tese de Doutorado). Universidade Federal de Santa Catarina. Florianópolis.